ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ НАСТРОЙКИ ВЕСОВ И СТРУКТУРЫ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Цой Ю.Р., Спицын В.Г.
Томский политехнический университет, Кафедра вычислительной техники,
Россия, Томск, ул. Советская 84,
Тел.: +7 3822 418912,
Факс: +7 3822 419149,
E-mail: neuroevolution@mail.ru

Аннотация

Рассматривается задача одновременной настройки весов и структуры искусственной нейронной сети с помощью генетического алгоритма. Анализируются результаты решения проблемы «ИСКЛЮЧАЮЩЕГО ИЛИ».

Введение

Искусственные нейронные сети (ИНС) и генетические алгоритмы (ГА) являются сравнительно молодыми направлениями исследований в области искусственного интеллекта и принятия решений. Обе концепции используют аналоги природных принципов для организации и функционирования.

ИНС моделируют работу мозга. В основе их работы находится предположение, что каждый нейрон является своеобразным вычислительным элементом, и, передавая сигналы от одного нейрона к другому с помощью связей, можно составлять схемы, выполняющие определенные операции. Связи между нейронами имеют вес, который в зависимости от величины, усиливает или ослабляет передаваемый сигнал. При этом выход одного нейрона может быть соединен связями с различными весами со входами многих других нейронов (в том числе, и с самим собой). Результаты работы сети оцениваются по значениям её выходов, получающихся при подаче на вход набора входных данных. Суть обучения сети заключается в вычислении таких весов связей, при которых сеть выдает правильные выходные сигналы (с допустимой погрешностью) для данных входных сигналов.

Для работы ГА используют виртуальную популяцию, где каждая отдельная особь является частным решением поставленной задачи. В результате оценивания популяции, каждой особи ставится в соответствие некоторая величина, которая называется приспособленностью и показывает, насколько успешно данная особь решает данную задачу, т.е. насколько её гены соответствуют поставленным условиям. Более приспособленные особи скрещиваются, из их потомков формируется новая популяция, члены которой оцениваются, затем скрещиваются и т.д. В ходе скрещивания двух особей (кроссовера) происходит обмен генетической информацией, и получившиеся потомки обладают свойствами как первого, так и второго родителя. В процессе эволюции возможны мутации, цель которых «точечно» изменить параметры мутирующей особи. По прошествии некоторого числа поколений получается популяция, которая содержит особь, гены которой лучше генов других особей соответствуют требуемым условиям. Данная особь и будет являться найденным с помощью ГА решением [4].

Использование генетических алгоритмов для настройки ИНС называется нейроэволюцией или нейрогенезисом. [3]

Описание алгоритма

В разработанном алгоритме рассматривается популяция нейронных сетей. Генетическая информация каждой особи содержит информацию о связях сети и их весах. Пример генотипа приведен на рис.1. Для записи информации о связи используются данные об индексах начального и конечного нейронов и значение веса. Данный способ соответствует разновидности прямого метода кодирования информации о структуре сети [1].

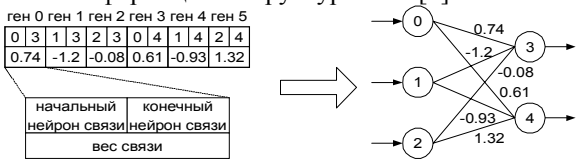

Рис.1. Представление ИНС в геноме особи

При оценке особей составлялись соответствующие им нейронные сети, и вычислялась ошибка выхода по формуле

$$E = \frac{1}{2N_S}\sum_{i}^{N_S}\sum_{j}^{N_O}(o_{ij} - y_{ij})^2, \qquad (1)$$

где o_{ij} и y_{ij} – соответственно реальное и требуемое значения j-го выходного нейрона на i-м обучающем наборе данных, , N_S – число наборов в обучающей выборке, N_O – число выходов сети. Чем меньше ошибка сети, представленной в генотипе данной особи, тем выше её приспособленность.

Для скрещивания отбирались особи, ошибки которых меньше средней. В процессе репродукции (кроссовера) получаются два потомка, которые заимствует общие нейроны и связи обоих родителей. Различные нейроны и связи «разыгрываются» между потомками случайным образом.

Механизм мутации предусматривает добавление и удаление нейронов и связей, а также изменение случайной связи на произвольную величину.

В начальной популяции все особи представляют сеть без скрытых нейронов, все входные нейроны которой соединены с выходными. Веса сети являются случайными величинами из диапазона [-0,5; 0,5]. Использовались нейроны без смещений с лог-сигмоидной функцией активации, вычисляемой по формуле

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-S}}, \qquad (2)$$

$$S = \sum_{i=1}^{n} w_i \cdot x_i, \qquad (3)$$

где f(x) – значение выхода нейрона, S – взвешенная сумма входных сигналов, w_i – вес i-й входной связи, x_i – сигнал, подаваемый на i-й вход, n – число входов нейрона.

В процессе эволюции сеть растет и усложняется. Такой подход аналогичен подходу, использованному в алгоритме NEAT [2], и представляется более рациональным, чем развитие популяции сетей с изначально случайной архитектурой.

Результаты работы

Для тестирования алгоритма была выбрана простая задача конструирования нейронной сети, реализующей логическую операцию «ИСКЛЮЧАЮЩЕЕ ИЛИ».

Алгоритм запускался 50 раз, и решение считалось найденным, если появлялась особь, представляющая сеть, ошибка выхода которой была меньше 0,001. В случае, если количество вычислений целевой функции превышало 150000, работа алгоритма останавливалась и результат работы считался неудачным. Использовалась популяция из 25 особей, вероятность кроссовера 70%, вероятность мутации 25%.

Для сравнения разработанного алгоритма (NE) была произведена настройка весов нейронной сети с помощью канонического генетического алгоритма (CGA), алгоритма обратного распространения ошибки (BP) и его модификации, использующей инерционность (BPM). Скорость обучения и коэффициент инерционности равны 0,8. Настраиваемая сеть имела 1 скрытый слой с 4 нейронами и 12 связями. Стоит отметить, что перед разработанным алгоритмом ставилась изначально более сложная задача, т.к. кроме весов одновременно настраивалась и структура сети. Алгоритмы сравнивались по тому, какое количество вычислений ошибки выхода (N) требовалось для нахождения решения. Результаты работы представлены в табл.1.

Табл. 1. Результаты работы алгоритмов

N	NE	CGA	BP	BPM
0 – 499	0	12	0	0
500 – 999	0	10	0	23
1000 – 1999	0	3	0	7
2000 – 4999	4	4	15	16
5000 – 9999	29	4	14	1
10000 – 14999	14	1	12	2
15000 – 24999	3	4	6	1
25000 – 49999	0	5	0	0
50000 – 150000	0	5	1	0
>150000	0	2	2	0

В ячейках указано, сколько раз решение было найдено в соответствии с количеством потребовавшихся вычислений функции ошибки сети (N). Среднее число скрытых нейронов в найденных решениях равно 4,98, связей – 15,38. Простейшая полученная сеть состоит из 3 скрытых нейронов и 9 связей, самая сложная включает 6 скрытых нейронов и 20 связей. Примеры решений, найденных с помощью нейроэволюционного алгоритма изображены на рис.2. Минимальная сеть, способная решать поставленную задачу, состоит из 4 нейронов и 5 связей.

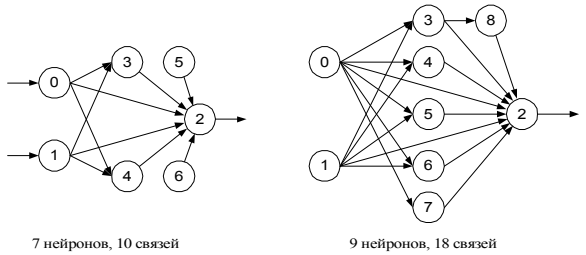

Рис.2. Примеры найденных решений

Выводы

В результате применения разработанного алгоритма для решения проблемы «ИСКЛЮЧАЮЩЕГО ИЛИ» получены следующие результаты:

- алгоритм успешно справился с поставленной задачей;
- несмотря на ощутимый проигрыш по скорости другим рассматриваемым алгоритмам, стоит отметить стабильность работы, способствовавшей решению задачи с использованием меньше 25000 вычислений целевой функции, а также изначально большую сложность задачи;
- 7 раз были найдены сети с более простой топологией, чем топология сети, использовавшейся для настройки алгоритмами CGA, BP и BPM, и 3 раза получены сети с эквивалентной сложностью;

В дальнейшем планируется оптимизировать алгоритм, как по скорости, так и по сложности получаемых топологий, а также использовать его в задачах нейросетевого управления.

Список литературы

1. Balakrishan K., Honavar V. Evolutionary Design of Neural Architectures – A Preliminary Taxonomy and Guide to Literature. Iowa State University, CS TR #95-01, 1995.
2. Stanley K., Miikkulainen R. Evolving Neural Topologies through Augmenting Topologies, Evolutionary Computation 10(2): 99-127, The MIT Press, 2002.
3. Whitley D. Genetic Algorithms and Neural Networks, Genetic Algorithms in Engineering and Computer Science. Winter, Periaux, Galan and Cuesta, eds. pp: 203-216, John Wiley, 1995.
4. Whitley D. A Genetic Algorithm Tutorial, Statistics and Computing (4):65-85, 1994.
5. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети: Теория и практика. – 2-е изд. стереотип. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 382 с.: ил.